

Pengembangan Sistem Klasifikasi Buah Apel menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Arsitektur MobileNet pada Platform Android

Development of Apple Fruit Classification System using Convolutional Neural Network (CNN) MobileNet Architecture on Android Platform

¹Masparudin*, ²Iskandar Fitri, ³Sumijan

^{1,2,3}Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Putra Indonesia “YPTK” Padang
Jalan Raya Lubuk Begalung, Kec. Lubuk Begalung, Kota Padang, Indonesia
e-mail: masfaruddin.ibnu.mahmud@gmail.com

(received: 19 September 2023, revised: 15 Oktober 2023, accepted: 11 November 2023)

Abstrak

Dalam era digital saat ini, klasifikasi citra buah, khususnya apel, menjadi penting untuk berbagai aplikasi, mulai dari pertanian hingga ritel. Penelitian ini berfokus pada penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur MobileNet untuk mengklasifikasikan citra buah apel. Menggunakan bahasa pemrograman python, tiga model berhasil dilatih: Model 1 untuk jenis buah apel, Model 2 untuk jenis penyakit buah apel, dan Model 3 untuk tingkat kematangan buah apel. Pada ketiga model dilakukan pelatihan dan validasi dengan hasil akhir pada *epoch* 10: Model 1 jenis apel mendapatkan akurasi 100% dan loss 0.0046, Model 2 penyakit apel mendapatkan akurasi 100% dan loss 0.0075, sementara Model 3 tingkat kematangan apel mendapat akurasi 99,76% dan *loss* 0.0439. Ketiga model kemudian diuji di perangkat android, Ada dua skenario pengujian. Dalam skenario pertama, setiap model diuji menggunakan masing-masing 15 citra. Hasilnya adalah akurasi 100% untuk model 1 dan 2, sedangkan model 3 mencapai akurasi yang lebih rendah, yaitu 86.67%. Dalam skenario kedua, ketiga model diuji secara bersamaan menggunakan 30 citra uji dan hasilnya adalah akurasi sebesar 55.55%. Beberapa faktor seperti keterbatasan dataset citra apel khususnya pada dataset tingkat kematangan apel latar belakang objek, jarak pengambilan gambar, kemiripan warna dan tekstur, serta kualitas cahaya mempengaruhi hasil klasifikasi. Untuk peningkatan kinerja di masa depan, diperlukan pra-pemrosesan data yang lebih baik dan kombinasi pendeteksian serta klasifikasi. Penelitian ini memberikan wawasan penting bagi para peneliti dan praktisi yang berkeinginan untuk menerapkan teknologi klasifikasi citra dalam aplikasi nyata.

Kata kunci: Convolutional Neural Network (CNN), MobileNet, Klasifikasi Apel, Android.

Abstract

In the current digital era, image classification of fruits, particularly apples, has become crucial for various applications, ranging from agriculture to retail. This research focuses on the utilization of Convolutional Neural Network (CNN) with the MobileNet architecture to classify apple fruit images. Using the Python programming language, three models were successfully trained: Model 1 for apple fruit types, Model 2 for apple fruit diseases, and Model 3 for apple fruit ripeness levels. All three models underwent training and validation, with the final results at epoch 10: Model 1 for apple types achieved an accuracy of 100% and a loss of 0.0046, Model 2 for apple diseases achieved an accuracy of 100% and a loss of 0.0075, while Model 3 for apple ripeness levels achieved an accuracy of 99.76% and a loss of 0.0439. Subsequently, these models were tested on an Android device, and there were two testing scenarios. In the first scenario, each model was tested with 15 images individually. The results showed 100% accuracy for Models 1 and 2, while Model 3 achieved a lower accuracy of 86.67%. In the second scenario, all three models were tested simultaneously using 30 test images, resulting in an accuracy of 55.55%. Several factors, such as limitations in the apple image dataset, particularly in the ripeness dataset, object backgrounds, image capture distances, color and texture similarities, as well as lighting quality, influenced the classification outcomes. To enhance future performance, improved data

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

preprocessing and a combination of detection and classification techniques are needed. This research provides valuable insights for researchers and practitioners looking to implement image classification technology in real-world applications.

Keywords: *Convolutional Neural Network (CNN), MobileNet, Klasifikasi Apel, Android..*

1 Pendahuluan

Dengan kemajuan teknologi dan ketersediaan dataset besar, *deep learning* telah menjadi teknologi yang sangat menjanjikan. Berbagai model berbasis jaringan saraf konvolusi digunakan untuk mengidentifikasi gambar buah [1]. Produksi buah sangat penting, dengan permintaan yang besar dari semua rumah tangga [2]. Salah satu tanaman buah yang memegang peran penting dalam hal ini adalah Apel. Dalam data Badan Pusat Statistik (BPS) Kota Batu pada tahun 2017 menyebutkan bahwa jumlah pohon menghasilkan dan produksi buah apel adalah 972.845 tanaman menghasilkan 145.927 Kg buah apel pada Triwulan I, 970.863 tanaman menghasilkan 145.633 Kg buah apel pada Triwulan II dan 886.850 tanaman menghasilkan 133.028 Kg buah apel pada Triwulan III [3]. Pertanian apel menghadapi tantangan dalam klasifikasi jenisnya, yang tradisionalnya dilakukan secara manual oleh ahli atau petani [4]. Dengan kemajuan teknologi, metode klasifikasi buah berbasis teknologi informasi, khususnya dengan pendekatan kecerdasan buatan, menjadi semakin relevan. *Convolutional Neural Network (CNN)* telah terbukti efektif dalam menyelesaikan masalah ini, karena metode ini bisa digunakan dalam berbagai aplikasi, seperti pengenalan wajah, pengelompokan video, citra, dan analisis dokumen, serta tak terkecuali untuk pengenalan suara [5] Metode ini meninggalkan cara mengekstraksi fitur gambar tertentu secara manual dan melampaui batasan metode klasifikasi tradisional. Ini juga merupakan keunggulan terbesar CNN dalam klasifikasi gambar [6]. jaringan saraf konvolusi (CNN) dapat secara otomatis mengekstraksi fitur dengan menggunakan pengetahuan sebelumnya tentang sampel gambar yang sudah diketahui. Ini dapat menghindari proses ekstraksi fitur yang rumit dalam metode klasifikasi gambar tradisional, dan fitur yang diekstraksi memiliki kemampuan ekspresi yang kuat dan efisiensi klasifikasi yang tinggi [7]. CNN telah banyak digunakan untuk menyelesaikan permasalahan termasuk dalam konteks pertanian, dan kedokteran. Penerapan CNN pada bidang kedokteran biasa digunakan untuk mengklasifikasi dan mendeteksi penyakit berdasarkan citra [8].

Teknologi ini telah membawa banyak kemajuan dalam dunia kedokteran, karena mampu mendiagnosis berbagai jenis penyakit dengan akurasi tinggi berdasarkan analisis citra medis seperti X-ray, CT scan, atau citra MRI. Terapan CNN pada bidang kedokteran seperti, klasifikasi kanker payudara [8], klasifikasi penyakit kulit [9, 12], pendeteksian infeksi Covid-19 [10]. Sementara, untuk penerapan CNN pada bidang pertanian juga telah banyak dilakukan untuk tujuan seperti, mengklasifikasi jenis, penyakit, kualitas, dan tingkat kematangan pada buah, berdasarkan warna dan tekstur pada citra [11].

Dalam konteks ini, penelitian ini berfokus pada penerapan CNN dengan arsitektur MobileNet untuk mengembangkan sistem klasifikasi buah apel pada platform Android. Pengembangan sistem klasifikasi dalam penelitian ini dibanding dengan sistem klasifikasi apel yang telah dilakukan sebelumnya yaitu mengklasifikasi jenis apel [17], mengklasifikasi penyakit apel [18], mengklasifikasi tingkat kematangan apel [19] adalah mengintegrasikan ketiga klasifikasi tersebut menjadi satu sistem tunggal dengan menciptakan sebuah input citra apel yang dapat menghasilkan tiga output klasifikasi secara bersamaan. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menciptakan solusi yang dapat membantu petani dan stakeholder lainnya dalam mengidentifikasi jenis, penyakit, dan tingkat kematangan buah apel dengan cepat dan akurat melalui perangkat mobile.

2 Tinjauan Literatur

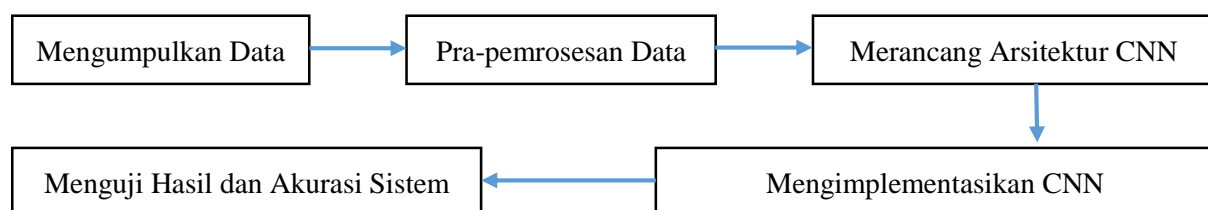
Beberapa penelitian terkait dengan penelitian ini sudah dilakukan, baik penelitian yang memiliki kesamaan dalam metode, arsitektur maupun kesamaan pada objek yang diteliti. Sebuah penelitian dilakukan pada bidang medis tentang klasifikasi kanker payudara dengan menggunakan kombinasi metode *Graph Convolutional Network (GCN)* dan *Convolutional Neural Network (GCN)* yang disebut BDR-CNN-GCN. Peneliti menggunakan model ini untuk melakukan analisis pada *mammogram* payudara dengan mengadopsi metode augmentasi data dengan 14 variasi. Sebagai hasilnya, dalam uji coba konsep, algoritma BDR-CNN-GCN sebanyak 10 kali pada dataset mini-MIAS payudara yang

<http://sistemasi.ftik.unisi.ac.id>

terdiri dari 322 gambar mammografi. tingkat sensitivitas berhasil mencapai $96,20 \pm 2,90\%$, spesifisitas sebesar $96,00 \pm 2,31\%$, dan akurasi sebesar $96,10 \pm 1,60\%$. metode ini terbukti efektif dalam augmentasi data dan meningkatkan deteksi massa ganas pada *mammogram* payudara [8]. Selain klasifikasi penyakit pada manusia, ada sebuah penelitian tentang klasifikasi penyakit pada tanaman dengan menggunakan *MobileNet* dan *transfer learning*, memberikan hasil bahwa penggunaan *transfer learning* dengan jaringan saraf konvolusi SE-MobileNet dapat mengidentifikasi penyakit tanaman dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi. Dalam uji coba, metode ini mencapai akurasi rata-rata 99,78% dalam dataset dengan latar belakang yang jelas dan 99,33% dalam kondisi kelas yang beragam dan latar belakang yang heterogen [13]. Penelitian lain dengan metode yang sama CNN juga pernah dilakukan untuk mengklasifikasikan buah, untuk mempercepat proses penagihan di supermarket. Hasil dari penelitian ini adalah model berbasis DenseNet untuk mengklasifikasikan objek buah mencapai akurasi pelatihan sebesar 99,25% dan akurasi 100% untuk pengujian [14]. Penerapan metode CNN dengan arsitektur *MobileNet* dengan kombinasi *Support Vector Machine* (SVM) pernah dilakukan untuk pengenalan telapak tangan, dengan hasil, sistem mampu mencapai tingkat akurasi pengujian dan validasi rata-rata terbaik sebesar 100%, mengungguli hasil terbaik yang pernah dilaporkan sebelumnya [15]. Penelitian tentang klasifikasi penyakit pada buah jeruk dengan metode CNN arsitektur *Alexnet* memberikan hasil bahwa arsitektur *AlexNet* memberikan kinerja yang paling baik dengan akurasi sebesar 94,34% dan rata-rata nilai precision sebesar 93,0%, nilai *recall* sebesar 94,0%, dan F1-score sebesar 95,0%. Penelitian ini menunjukkan bahwa semakin besar perbandingan data training dibandingkan data validasi cenderung memberikan hasil akurasi yang lebih tinggi [16]. Ada tiga buah penelitian yang memiliki kemiripan objek yang diteliti dengan penelitian ini yaitu buah apel. Penelitian tentang klasifikasi buah apel merah dengan ekstraksi ciri warna HSV dan ciri bentuk *moment invariant*, Sistem diuji menggunakan metode K-FCV dengan pembagian dataset ke dalam 10 fold dan pengujian sebanyak 50 kali. Hasil terendah adalah akurasi sebesar 98,54% pada pengujian ke-48, sementara akurasi tertinggi mencapai 99,12%. Rata-rata akurasi dari semua pengujian adalah 98,82%. Hasil ini menunjukkan bahwa penggunaan metode ekstraksi fitur warna HSV dan nilai *moment invariant* sangat efektif dalam penelitian ini [17]. Penelitian apel selanjutnya adalah mengklasifikasi penyakit tanaman apel dari daunnya. Metode yang digunakan CNN untuk melatih model yang mampu melakukan klasifikasi dengan baik pada citra yang diuji, termasuk penyakit *apple scab*, *apple black rot*, *apple cedar rust*, dan tanaman apel yang sehat. Akurasi akhir dari seluruh proses pelatihan mencapai 97,1% [18]. Penelitian tentang klasifikasi tingkat kematangan apel juga telah dilakukan dengan tujuan untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah apel manalagi berdasarkan karakteristik bentuk dan warna buah. Metode *K-Nearest Neighbor* (KNN) dan *Nearest Mean Classifier* (NMC) diimplementasikan dan diuji. Hasil pengujian menunjukkan bahwa KNN dengan fitur warna atau kombinasi fitur warna dan tekstur menghasilkan akurasi tertinggi sekitar 73%, sementara NMC memiliki akurasi sekitar 70% [19]. Setelah mempelajari penelitian-penelitian terkait, khususnya tentang apel yaitu klasifikasi jenis, klasifikasi penyakit dan klasifikasi tingkat kematangan, maka pada penelitian ini akan menggabungkan ketiga klasifikasi ini dalam satu sistem klasifikasi, dengan merancang satu inputan citra apel yang akan menghasilkan tiga *output* klasifikasi sekaligus.

3 Metode Penelitian

Metodologi penelitian ini mengedepankan pendekatan komputasi dengan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) berbasis arsitektur *MobileNet*. Pendekatan ini dipilih karena kemampuannya yang terbukti dalam klasifikasi gambar dengan efisiensi tinggi, terutama untuk aplikasi *mobile*. Untuk memahami proses penelitian yang dilakukan berikut disajikan kerangka penelitian pada Gambar 1:



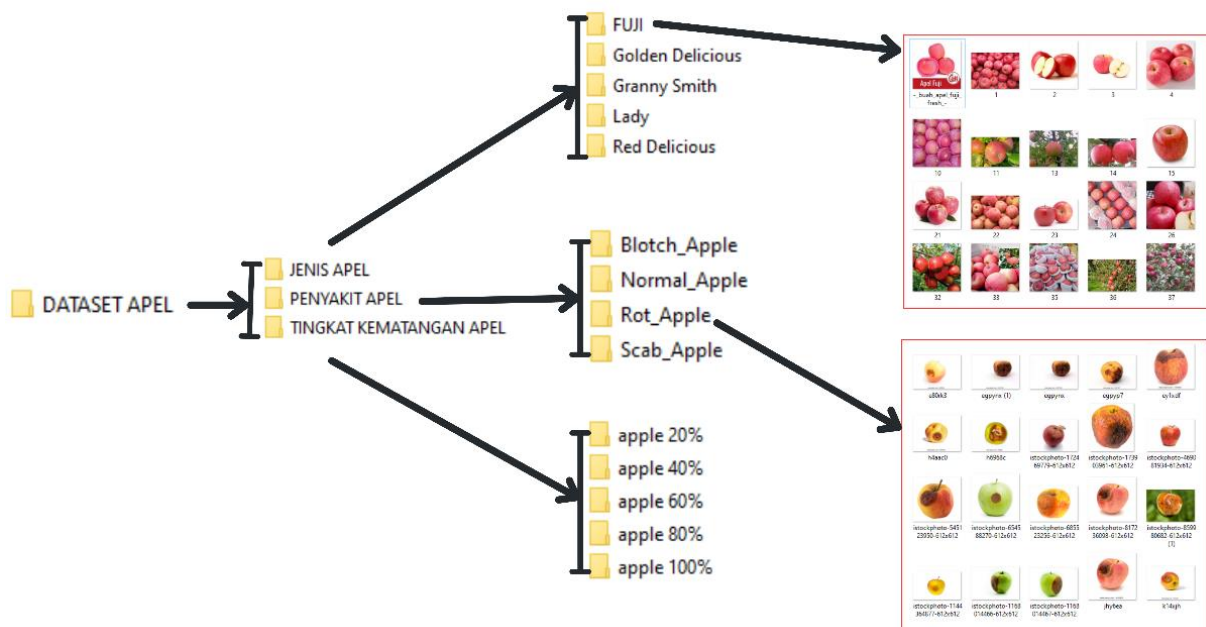
Gambar 1. Kerangka Penelitian

3.1 Mengumpulkan Data

Data citra buah apel yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari sumber utama yang sama di Kaggle:

- 1) Dataset Jenis Apel
Sumber: Apple Disease Detection Dataset by David Hilton (<https://www.kaggle.com/datasets/davidhilton/apple-varieties>).
Citra jenis-jenis apel yang tersedia dalam dataset ini ada lima antara lain: Fuji, Red Delicious, Granny Smith, Golden Delicious, dan Lady.
- 2) Dataset Jenis Penyakit Apel
Sumber: Apple Disease Detection Dataset by David Hilton (<https://www.kaggle.com/datasets/davidhilton/apple-diseases-image-dataset>).
Dataset ini menyediakan citra yang terdapat lima jenis penyakit pada buah apel, yaitu: Blotch, Normal, Rot, dan Scab.
- 3) Dataset Tingkat Kematangan Apel:
Sumber: Apple Ripeness Levels Dataset by David Hilton (<https://www.kaggle.com/datasets/davidhilton/apple-ripeness-levels-image-dataset>).
Pada dataset ini terdapat citra tingkat kematangan buah apel dibagi menjadi lima yaitu : Kematangan 20%, kematangan 40%, kematangan 60%, kematangan 80%, kematangan 100% .

Berikut adalah gambaran distribusi keseluruhan dataset citra apel:

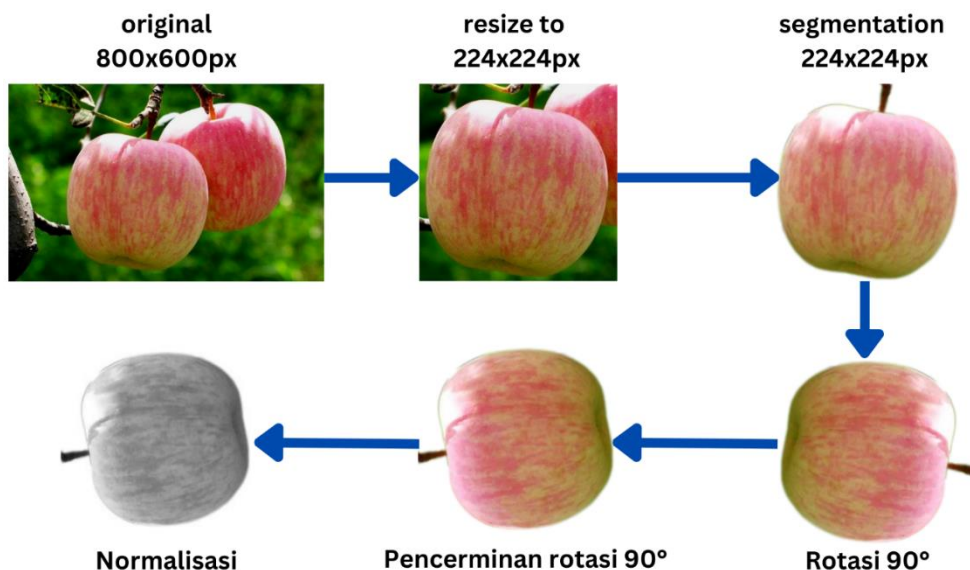


Gambar 2. Dataset Citra Apel

Pada Gambar 2 di atas dapat dilihat seluruh dataset apel disimpan pada direktori utama DATASET APEL, yang didalamnya terdapat tiga buah direktori yang merupakan tiga jenis klasifikasi yaitu, JENIS APEL, PENYAKIT APEL, dan TINGKAT KEMATANGAN APEL, yang masing-masing didalamnya terdapat direktori lagi yang merupakan kelas-kelas yang akan menentukan sebuah in putan citra apel termasuk jenis apel, jenis penyakit apel (jika ada), dan tingkat kematangan buah apel.

3.2 Pra-pemrosesan Data

Citra apel yang telah diunduh kemudian diseleksi berdasarkan kualitasnya untuk dijadikan sampel pelatihan. Citra apel yang dianggap memenuhi syarat sebagai sampel adalah citra yang menampilkan ciri khas dari buah apel dengan jelas, seperti jenis, tingkat kematangan, atau tanda-tanda penyakit. Setelah proses pengunduhan dan seleksi citra, langkah berikutnya adalah melakukan pra-pemrosesan data menggunakan alat pengolahan citra.

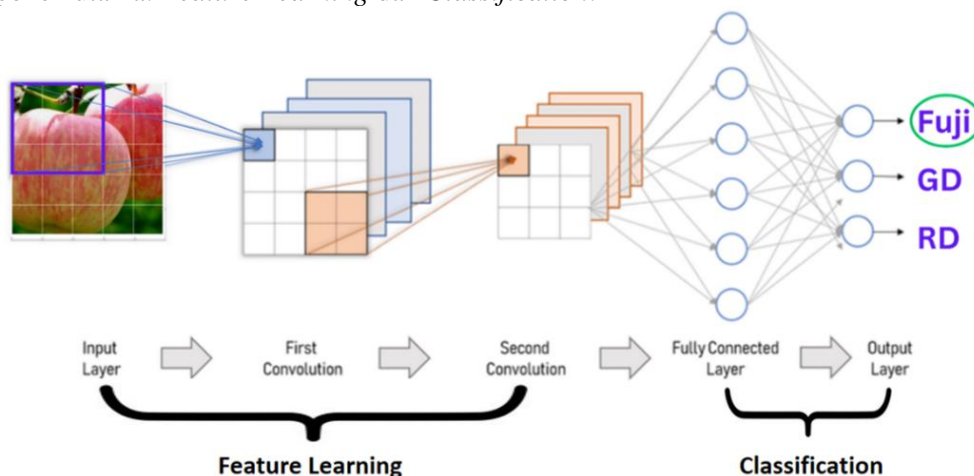


Gambar 3. Pra-pemrosesan Citra Apel

Pra-pemrosesan data yang dilakukan pada penelitian ini adalah *resizing image* ke ukuran 224x224 piksel yang sama untuk konsistensi dalam pelatihan, selanjutnya adalah segmentasi Objek Apel berfungsi untuk pemotongan latar belakang sederhana, untuk mengidentifikasi dan memisahkan objek apel dari latar belakang. Hasil dari langkah ini adalah gambar dengan objek apel yang terpisah dari latar belakang. Untuk meningkatkan jumlah data dan variasi dalam dataset, teknik augmentasi citra seperti rotasi, *zoom*, dan pemutaran diterapkan. Dan terakhir adalah normalisasi citra, yaitu mengubah rentang nilai piksel citra menjadi antara 0 dan 1. Ini membantu mempercepat konvergensi saat pelatihan.

3.3 Merancang Arsitektur CNN

Convolutional Neural Networks (CNN) adalah salah satu jenis arsitektur *Deep Learning* yang dirancang khusus untuk mengenali pola dalam data berdimensi tinggi, seperti citra. CNN terdiri dari dua komponen utama: *Feature Learning* dan *Classification*.



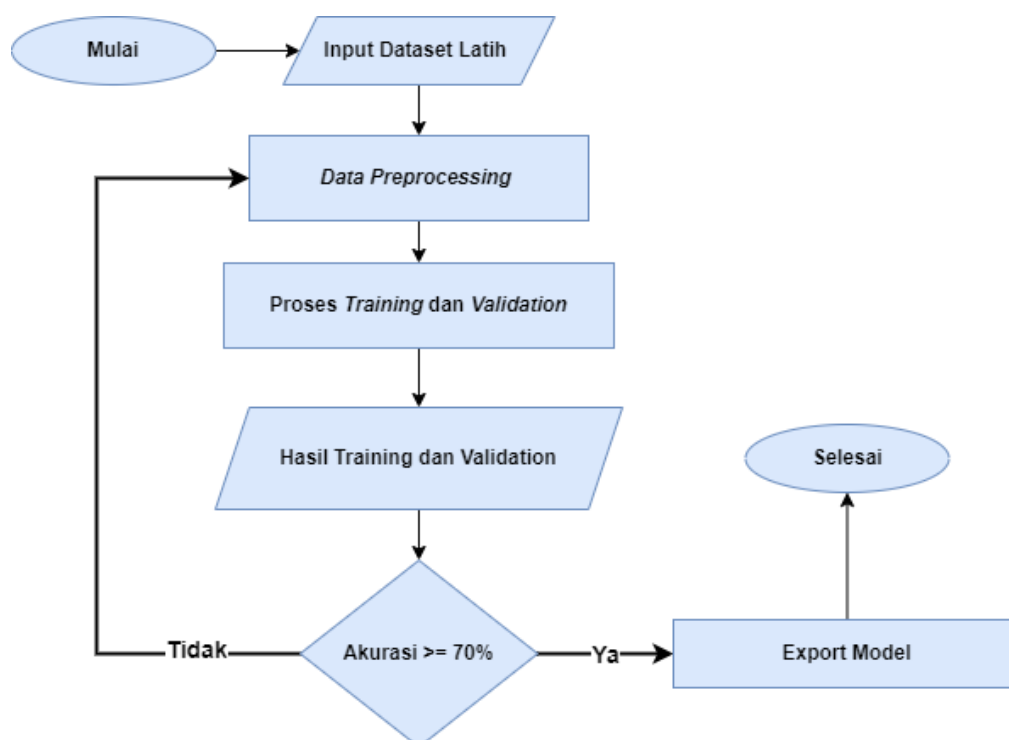
Gambar 4 Arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN)

Gambar 4 di atas menunjukkan ilustrasi arsitektur dari *Convolutional Neural Network* (CNN). Proses ini dimulai dengan inputan berupa data citra buah apel yang masuk ke dalam *input layer*. *Layer* menampung nilai piksel dari setiap elemen citra tersebut, dengan 3 *channel* warna *Red, Green, Blue* (RGB). Selanjutnya, citra tersebut diproses oleh *convolutional layer* pertama. *Convolutional layer* ini akan melakukan operasi konvolusi pada citra, menghasilkan *feature map* yang merepresentasikan fitur-fitur yang ada dalam citra. Selanjutnya, *pooling layer* pertama akan mengambil *feature map* tersebut dan mengurangi dimensinya, sehingga menghasilkan representasi citra yang lebih sederhana.

Proses ini diulangi lagi pada *convolutional layer* kedua dan *pooling layer* kedua, dan begitu seterusnya, dengan setiap *layer* belajar fitur yang lebih kompleks dari sebelumnya. *Convolutional layer* dan *pooling layer* ini mampu belajar fitur citra secara hierarkis, dari fitur yang sangat sederhana (seperti tepi dan gradien warna) hingga fitur yang sangat kompleks (seperti bentuk dan objek). Setelah itu, hasil dari layer terakhir ini kemudian dihubungkan ke *locally-connected layer*, yang mirip dengan *convolutional layer* tetapi setiap *neuron* tidak berbagi bobot. Setelah *locally-connected layer*, data kemudian dihubungkan ke *fully connected layer*, dimana setiap *neuron* di *layer* ini terhubung ke semua *neuron* di *layer* sebelumnya, sehingga bisa belajar kombinasi fitur yang kompleks. *Layer* terakhir adalah *output layer*, yang memberikan hasil klasifikasi akhir berdasarkan semua fitur yang telah dipelajari oleh CNN. Jadi, melalui proses ini, CNN mampu mengambil citra mentah sebagai *input* dan menghasilkan prediksi yang akurat sebagai *output*.

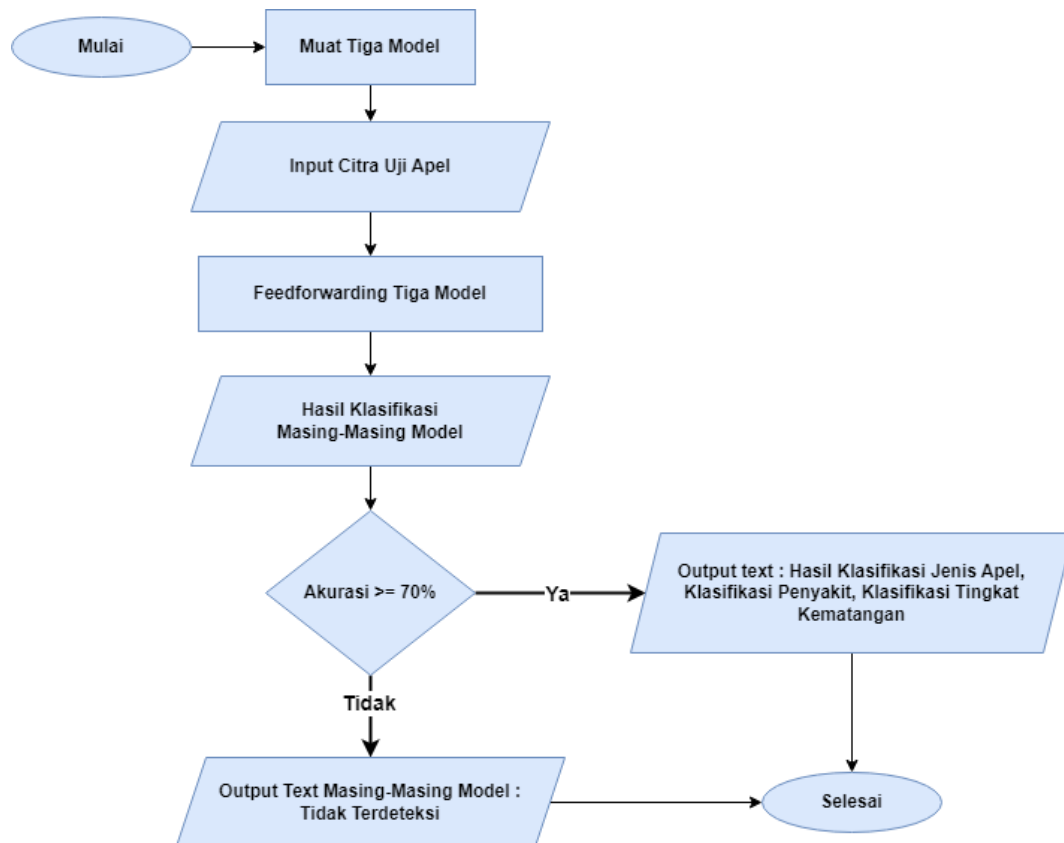
3.4 Mengimplementasikan CNN

Pada tahap ini, dilakukan implementasi data buah apel dengan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) berdasarkan arsitektur *MobileNet*. Data yang telah melewati tahapan sebelumnya akan dianalisis sesuai dengan langkah-langkah pada arsitektur CNN yang akan dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python yang berjalan di atas TensorFlow, dengan tujuan akhir pengembangan sistem klasifikasi buah apel pada platform Android. Gambar 5 menunjukkan flowchart proses training model.



Gambar 5. Flowchart Proses Training Model

Proses *training* model dilakukan tiga kali karena ada tiga proses klasifikasi yang akan dilalui pada saat testing akurasi model. Model pertama adalah model yang dilatih untuk mengklasifikasi jenis apel, Model kedua adalah model yang dilatih untuk mengklasifikasi penyakit apel, Model ketiga adalah model yang dilatih untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah apel. Gambar 6 menunjukkan flowchart proses klasifikasi.



Gambar 6. Flowchart Proses Klasifikasi

Proses klasifikasi dimulai dari memuat ketiga model yang telah dilatih di perangkat android, lalu citra uji apel diinputkan yang selanjutnya akan dilakukan proses klasifikasi dengan CNN, jika hasil klasifikasi $\geq 70\%$ (*confidence* ≥ 0.7) maka *output text* menampilkan hasil klasifikasi, jika tidak maka *output text*-nya adalah tidak terdeteksi.

3.5 Menguji Hasil dan Akurasi Sistem

Melakukan evaluasi untuk mengetahui sejauh mana kinerja sistem dalam mengklasifikasikan data buah apel. Evaluasi ini bertujuan untuk memastikan bahwa sistem dapat mengklasifikasikan data dengan tepat sesuai dengan data *testing* yang ada. Akurasi, sebagai salah satu metrik evaluasi, menunjukkan persentase prediksi yang benar dari total prediksi yang dilakukan oleh model.

4 Hasil dan Pembahasan

4.1 Dataset

Dalam penelitian ini, data yang digunakan merupakan citra buah apel dengan jumlah total 1400 citra yang dibagi menjadi tiga kategori klasifikasi yaitu mengklasifikasikan jenis apel (lima kelas), mengklasifikasi jenis penyakit apel (empat kelas) dan mengklasifikasikan tingkat kematangan apel (lima kelas). Penulis menentukan rasio data sebesar 85% banding 15%, Artinya, 85% dari keseluruhan data digunakan sebagai data training dan 15% sisanya sebagai data testing. Rincian lengkap skenario pembagian dataset citra apel yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 1, 2, dan 3.

Tabel 1. Rincian Dataset Jenis Apel

Jenis Apel	Fuji	Red Delicious	Granny Smith	Golden Delicious	Lady
Citra Latih	85	85	85	85	85
Citra Uji	15	15	15	15	15
Total Citra	100	100	100	100	100

Tabel 2. Rincian Dataset Jenis Penyakit Apel

Penyakit Apel	Blotch	Normal	Rot	Scab
Citra Latih	85	85	85	85
Citra Uji	15	15	15	15
Total Citra	100	100	100	100

Tabel 3. Rincian Dataset Tingkat Kematangan Apel

Tingkat Kematangan Apel	20%	40%	60%	80%	100%
Citra Latih	85	85	85	85	85
Citra Uji	15	15	15	15	15
Total Citra	100	100	100	100	100

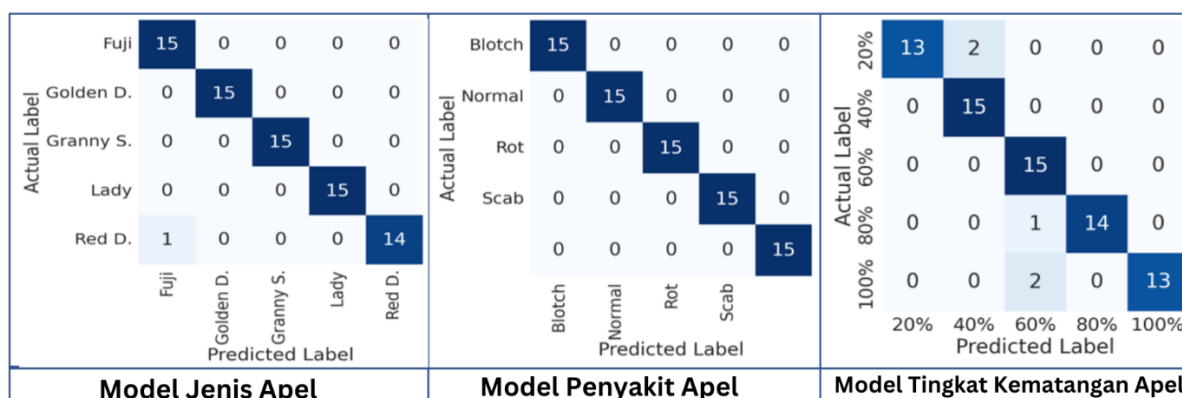
4.2 Hasil Pelatihan

Pelatihan dilakukan untuk melatih tiga model yang nantinya akan diterapkan pada sistem klasifikasi berbasis android. Sebelum memulai pelatihan, ada beberapa parameter yang perlu dikonfigurasi seperti yang disebutkan di Tabel 4.

Tabel 4. Konfigurasi Parameter

Parameter	Value
Batch Size	16
Epoch	10
Optimizer	Adam
Learning Rate	0.001

Pelatihan ketiga model menggunakan konfigurasi parameter yang sama. Ukuran *Batch* merupakan jumlah contoh data yang diteruskan ke *Neural Network*. Sementara itu, *Epoch* merupakan suatu siklus di mana seluruh dataset telah melalui proses pelatihan di *Neural Network* dan kembali ke posisi awal. '*Optimizer*' yang digunakan disebut *Adam*, yang berfungsi untuk meningkatkan akurasi model yang telah dibangun. Adam merupakan algoritma yang mengoptimalkan laju pembelajaran.



Gambar 7. Confusion Matrix Akurasi Masing-Masing Kelas pada Ketiga Model

Gambar 7 dinotas adalah *confusion matrix* dari ketiga model yang dilatih, gambaran ini menjelaskan secara rinci akurasi masing-masing kelas pada masing-masing model. Pada *confusion matrix* jenis apel terdapat 1 prediksi yang salah yaitu *Red Delicious* yang salah diklasifikasikan sebagai Fuji. Pada *confusion matrix* penyakit apel dapat dilihat bahwa model telah mengklasifikasikan setiap sampel dengan benar ke dalam kelasnya masing-masing. Pada *confusion matrix* tingkat kematangan apel, pada tingkat kematangan 40% dan 60% berhasil diklasifikasikan dengan sempurna tanpa adanya kesalahan. Namun, untuk apel dengan kematangan 20%, 80%, dan 100%, terdapat beberapa kesalahan klasifikasi yang mengakibatkan akurasi berada di bawah 1.00.

Hasil dari proses pelatihan model dapat dilihat pada Tabel 5, Tabel 6, dan Tabel 7.

4.2.1 Model Jenis Apel

Tabel 5. Training dan Validation Model Jenis Apel

Epoch	Accuracy	Val Accuracy	Loss	Val Loss
1	0.8471	0.9867	0.5692	0.1042
2	0.9835	0.9867	0.0856	0.0551
3	0.9953	0.9867	0.0441	0.0512
4	1	0.9867	0.0257	0.0522
5	1	0.9867	0.0178	0.0500
6	1	0.9867	0.0120	0.0511
7	1	0.9867	0.0082	0.0513
8	1	0.9867	0.0065	0.0528
9	1	0.9867	0.0054	0.0536
10	1	0.9867	0.0046	0.0541

Pada Tabel 5, terlihat bahwa selama pelatihan, akurasi dan kerugian model berfluktuasi dari satu *epoch* ke yang lain. Pada *epoch* pertama, model menunjukkan akurasi 84.71% pada data pelatihan dan 98.67% pada data validasi. Namun, pada *epoch* kedua, akurasi pelatihan meningkat signifikan menjadi 98.35%. Dari *epoch* keempat hingga sepuluh, model mencapai akurasi 100% pada data pelatihan, tetapi kerugian pada data validasi menunjukkan potensi *overfitting*. ini direpresentasikan dalam bentuk grafik garis, seperti yang terlihat pada Gambar 8.



Gambar 8. Grafik Training dan Validation Model Jenis Apel

Dari Gambar 8, terlihat bahwa selama pelatihan, akurasi dan kerugian model berfluktuasi dari satu *epoch* ke yang lain. Pada *epoch* pertama, model menunjukkan akurasi 84.71% pada data pelatihan dan 98.67% pada data validasi. Namun, pada *epoch* kedua, akurasi pelatihan meningkat signifikan menjadi 98.35%. Dari *epoch* keempat hingga sepuluh, model mencapai akurasi 100% pada data pelatihan, tetapi kerugian pada data validasi menunjukkan potensi *overfitting*.

4.2.2 Model Penyakit Apel

Setelah melihat hasil pelatihan dari model pertama yaitu jenis apel, maka selanjutnya kita akan menganalisa hasil dari pelatihan model kedua yaitu penyakit apel yang disajikan dalam Tabel 6 berikut:

Tabel 6. Training dan Validation Model Penyakit Apel

Epoch	Accuracy	Val Accuracy	Loss	Val Loss
1	0.7735	0.8833	0.6852	0.3462
2	0.9500	0.9833	0.1871	0.1070
3	0.9853	1	0.0770	0.0817
4	0.9882	1	0.0517	0.0622
5	0.9971	1	0.0357	0.0549
6	1	1	0.0227	0.0458
7	1	1	0.0152	0.0353
8	1	1	0.0113	0.0317
9	1	1	0.0090	0.0293
10	1	1	0.0075	0.0271

Tabel 6 menampilkan hasil pelatihan dan validasi model klasifikasi penyakit apel selama 10 *epoch*. Pada *epoch* pertama, model mencapai akurasi pelatihan sekitar 77.35% dan akurasi validasi sekitar 88.33%. Namun, seiring berjalannya *epoch*, akurasi pelatihan dan validasi terus meningkat, mencapai 100% pada *epoch* keenam dan tetap stabil hingga *epoch* kesepuluh. Sementara itu, kerugian (*loss*) pelatihan dan validasi terus menurun sepanjang proses, menunjukkan peningkatan kinerja model.



Gambar 9. Grafik Training dan Validation Model Penyakit Apel

Dari Gambar 9 di atas memberikan gambaran visual yang jelas terlihat bahwa akurasi bertambah sementara kerugian (*loss*) berkurang. Dari sini dapat disimpulkan bahwa model memiliki kemampuan klasifikasi yang sangat baik. Pada setiap kelas penyakit, model mampu mengidentifikasi dan mengklasifikasikan sampel dengan akurasi yang tinggi, hampir mendekati sempurna. Hal ini menunjukkan bahwa model telah mempelajari ciri-ciri dari setiap kelas penyakit dengan baik. Namun, meskipun performanya tampak mengesankan, penting untuk memastikan bahwa model tidak mengalami *overfitting*. *Overfitting* dapat mengakibatkan model kesulitan dalam menggeneralisasi pada data baru, sehingga penting untuk selalu memeriksa dan memvalidasi kinerja model pada set data yang berbeda.

Setelah melihat hasil pelatihan dari model pertama dan model kedua, maka yang terakhir kita akan menganalisa hasil dari pelatihan model ketiga yaitu tingkat kematangan apel yang disajikan dalam tabel 7 berikut:

Tabel 7. Training dan Validation Model Tingkat Kematangan Apel

Epoch	Accuracy	Val Accuracy	Loss	Val Loss
1	0.5671	0.8000	0.3053	0.6760
2	0.8400	0.8933	0.4630	0.4572
3	0.9435	0.8933	0.2854	0.3728
4	0.9671	0.8933	0.2108	0.3221
5	0.9812	0.9200	0.1580	0.2726
6	0.9859	0.9200	0.1214	0.2382
7	0.9882	0.9200	0.0938	0.2143
8	0.9906	0.9333	0.0717	0.2022
9	0.9953	0.9333	0.0557	0.1975
10	0.9976	0.9333	0.0439	0.2019

Pada *epoch* pertama, model menunjukkan akurasi pelatihan sekitar 56.71% dan akurasi validasi 80%, dengan *loss* pelatihan sebesar 0.3053 dan *loss* validasi 0.6760. Sementara pada *epoch* terakhir, model mencapai akurasi pelatihan hampir sempurna, yaitu 99.76%, dengan *loss* pelatihan yang sangat rendah sebesar 0.0439. Namun, *loss* validasi menunjukkan sedikit kenaikan pada *epoch* terakhir, menjadi 0.2019.



Gambar 10. Grafik Training dan Validation Model Tingkat Kematangan Apel

Dari Gambar 10 memberikan gambaran dinamika perubahan akurasi dan *loss* selama proses pelatihan dan validasi model untuk mengidentifikasi tingkat kematangan pada apel. Dari grafik, terlihat bahwa akurasi pelatihan meningkat secara signifikan dari *epoch* pertama hingga terakhir, dimulai dari sekitar 56.71% dan berakhir hampir sempurna di 99.76%. Sejalan dengan itu, *loss* pelatihan menurun tajam, dimulai dari 0.3053 pada *epoch* pertama dan merosot menjadi 0.0439 pada *epoch* kesepuluh.

Sementara itu, akurasi validasi juga menunjukkan peningkatan, meskipun tidak secepat akurasi pelatihan. Dimulai dari 80% pada *epoch* pertama dan stabil di kisaran 89-93% selama 10 *epoch*. Namun, *loss* validasi menunjukkan dinamika yang berbeda. Meskipun menurun dari 0.6760 pada *epoch* pertama menjadi 0.2019 pada *epoch* kesepuluh, ada fluktuasi kecil dalam *loss* validasi seiring berjalannya *epoch*. Hal ini menunjukkan bahwa model mungkin membutuhkan penyesuaian lebih lanjut untuk meningkatkan kinerja pada data validasi.

4.3 Hasil Pengujian Model di Android

Pengujian model di perangkat android dilakukan dengan dua skenario, yaitu:

4.3.1 Menguji Model Satu per Satu

Skenario pertama menguji masing-masing model dengan 15 citra uji, berikut Tabel 8, Tabel 9 dan Tabel 10 adalah hasil pengujiannya:

Tabel 8. Hasil Klasifikasi Model Jenis Apel

Jenis Apel	Total	Prediksi Benar	Prediksi Salah
Fuji	3	3	0
Red Delicious	3	3	0
Granny Smith	3	3	0
Golden Delicious	3	3	0
Lady	3	3	0
Total	15	15	0

Tabel 9. Hasil Klasifikasi Model Jenis Penyakit Apel

Jenis Penyakit	Total	Prediksi Benar	Prediksi Salah
Blotch	4	4	0
Normal	3	3	0
Rot	4	4	0
Scab	4	4	0
Total	15	15	0

Tabel 10. Hasil Klasifikasi Model Tingkat Kematangan Apel

Tingkat Kematangan	Total	Prediksi Benar	Prediksi Salah
20%	3	3	0
40%	3	2	1
60%	3	2	1
80%	3	3	0
100%	3	3	0
Total	15	13	2

Tabel 11. Ringkasan Akurasi Klasifikasi Apel

Klasifikasi	Total Sampel	Prediksi Benar	Prediksi Salah	Akurasi
Jenis Apel	15	15	0	100%
Penyakit Apel	15	15	0	100%
Tingkat Kematangan	15	13	2	86.67%

Tabel 11 yang merangkum akurasi klasifikasi apel, terlihat bahwa klasifikasi berdasarkan "Jenis Apel" dan "Penyakit Apel" memiliki akurasi yang sama, yaitu 100%, dengan masing-masing 15 prediksi yang benar dari 15 citra uji. Sementara itu, klasifikasi berdasarkan "Tingkat Kematangan" memiliki akurasi sedikit lebih rendah, yaitu 86.67%, dengan 13 prediksi yang benar dan 2 prediksi yang salah.

4.3.2 Menguji Model Bersamaan

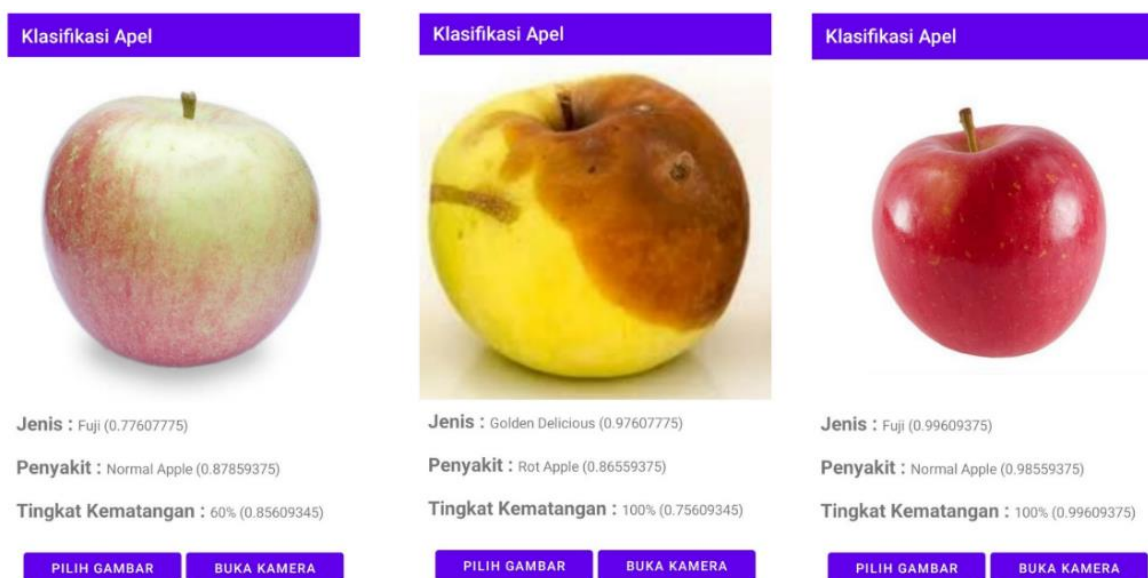
Skenario kedua, Sebuah pengujian untuk mengklasifikasikan citra buah apel dijalankan pada data uji untuk setiap jenis citra apel yang berbeda, kondisi penyakit apel yang berbeda dan tingkat kematangan apel yang berbeda. Dalam pengujian, digunakan 30 citra data uji.

Hasil dari keseluruhan akurasi yang dijumlahkan dan dibagi sebanyak jumlah citra uji adalah 55.55%, Hasil ini dapat terjadi karena dataset citra apel memiliki keterbatasan, terutama dalam hal tingkat kematangan apel, jarak saat pengambilan gambar, kesamaan warna, kualitas cahaya, serta kurangnya langkah-langkah preprocessing data tambahan saat meng-*input* citra melalui perangkat Android. Untuk selengkapnya berikut disajikan hasil pengujian ketiga model secara bersamaan, pada Tabel 12:

Tabel 12. Hasil Klasifikasi Apel Tiga Model

Citra Uji	Hasil Klasifikasi			Akurasi
	Jenis Apel	Penyakit Apel	Tingkat Kematangan	
Citra1.jpg	Benar	Benar	Benar	100%
Citra2.jpg	Benar	Salah	Benar	66.66%
Citra3.jpg	Benar	Benar	Benar	100%
...
Citra30.jpg	Benar	Benar	Salah	...
Akurasi Total				55.55%

Adapun contoh hasil pengujian yang berupa tampilan yang menunjukkan apakah citra buah apel sesuai dengan kelasnya dapat dilihat pada Gambar 11 berikut:



Gambar 11. Tampilan Pengujian Citra Apel

Pada Gambar 11, pengujian untuk citra apel dengan tiga jenis klasifikasi dengan kelasnya masing-masing.

5 Kesimpulan

Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) arsitektur *MobileNet* berhasil diimplementasikan untuk klasifikasi citra buah apel menggunakan bahasa pemrograman python untuk melatih model, *output* berupa tiga buah model akan dimuat ke android yang akan mempermudah *user* dalam memahami penggunaan aplikasi. Model 1 digunakan untuk mengklasifikasikan jenis buah apel, Model 2 digunakan untuk mengklasifikasikan jenis penyakit buah apel (jika ada), dan Model 3 digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan buah apel. Pada saat pelatihan dan evaluasi, pada epoch ke-10 masing-masing, model 1 mendapat akurasi sebesar 100% dengan nilai *loss* 0.0046, model 2 mendapat akurasi 100% dengan nilai *loss* 0.0075, sedangkan model 3 mendapat akurasi 99% dengan nilai *loss* 0.0439. Selanjutnya setelah model diuji diperangkat android dengan dua skenario, skenario pertama yaitu dengan menguji model satu per satu dengan masing-masing 15 citra uji dan berhasil mendapat akurasi 100% untuk model 1 dan 2, sementara model 3 mendapat akurasi lebih rendah yaitu 86.67%. skenario kedua yaitu dengan menguji ketiga model sekaligus dengan 30 citra uji yang belum pernah dilihat sebelumnya, dan hanya mendapat akurasi sebesar 55.55%. Hal ini bisa terjadi karena keterbatasan dataset citra apel khususnya pada dataset tingkat kematangan apel, jarak pengambilan gambar, kemiripan warna, dan kualitas cahaya serta tidak adanya preprocessing data citra tambahan pada saat menginputkan citra melalui perangkat android. Meskipun begitu, hasil akurasi dari

pengujian skenario pertama ini sudah layak digunakan sebagai rujukan dalam mengembangkan sistem klasifikasi buah apel atau objek lain secara umum.

Referensi

- [1] M. Tripathi, "Analysis of convolutional neural network based image classification techniques," *Journal of Innovative Image Processing (JIIP)*, vol. 3, no. 02, pp. 100-117, 2021.
- [2] Naranjo-Torres, José, et al. "A review of convolutional neural network applied to fruit image processing." *Applied Sciences* 10.10 (2020): 3443.
- [3] Ratnawati, Luthfiana, and Dwi Ratna Sulistyaningrum. "Penerapan random forest untuk mengukur tingkat keparahan penyakit pada daun apel." *Jurnal Sains dan Seni ITS* 8.2 (2020): A71-A77.
- [4] Razka, Muhammad Hanif, et al. "Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Apel Berdasarkan Fitur Warna Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Warna HSV." *Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya*. Vol. 2. No. 2. 2021.
- [5] W. Han et al., "Contextnet: Improving convolutional neural networks for automatic speech recognition with global context," arXiv preprint arXiv:2005.03191, 2020.
- [6] L. Chen et al., "Review of image classification algorithms based on convolutional neural networks," *Remote Sensing*, vol. 13, no. 22, pp. 4712, 2021.
- [7] W. Wang et al., "A new image classification approach via improved MobileNet models with local receptive field expansion in shallow layers," *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020.
- [8] Y. D. Zhang, S. C. Satapathy, D. S. Guttery, J. M. Górriz, and S. H. Wang, "Improved breast cancer classification through combining graph convolutional network and convolutional neural network," *Information Processing & Management*, vol. 58, no. 2, pp. 102439, 2021.
- [9] V. R. Allugunti, "A machine learning model for skin disease classification using convolution neural network," *International Journal of Computing, Programming and Database Management*, vol. 3, no. 1, pp. 141-147, 2022.
- [10] Y. Kaya and E. Gürsoy, "A MobileNet-based CNN model with a novel fine-tuning mechanism for COVID-19 infection detection," *Soft Computing*, vol. 27, no. 9, pp. 5521-5535, 2023.
- [11] Pratama, Fandy Indra, et al. "Klasifikasi Kematangan Buah Apel Berdasarkan Warna Dan Tekstur Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor." *Jurnal Ilmiah Intech: Information Technology Journal of UMUS* 5.1 (2023): 11-18.
- [12] P. N. Srinivasu et al., "Classification of skin disease using deep learning neural networks with MobileNet V2 and LSTM," *Sensors*, vol. 21, no. 8, pp. 2852, 2021.
- [13] Chen, Junde, et al. "Identification of plant disease images via a squeeze-and-excitation MobileNet model and twice transfer learning." *IET Image Processing* 15.5 (2021): 1115-1127.
- [14] Tripathi, Milan. "Analysis of convolutional neural network based image classification techniques." *Journal of Innovative Image Processing (JIIP)* 3.02 (2021): 100-117.
- [15] Michele, Aurelia, Vincent Colin, and Diaz D. Santika. "Mobilenet convolutional neural networks and support vector machines for palmprint recognition." *Procedia Computer Science* 157 (2019): 110-117.
- [16] Swasono, Dwiretno Istiyadi, Mohammad Abuemas Rizq Wijaya, and Muhamad Arief Hidayat. "Klasifikasi Penyakit pada Citra Buah Jeruk Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan Arsitektur Alexnet." *INFORMAL: Informatics Journal* 8.1 (2023): 68-75.
- [17] Pah, Nikotesa Eko Rianto, Sebastianus AS Mola, and Arfan Y. Mauko. "Ekstrasi Ciri Warna Hsv Dan Ciri Bentuk Moment Invariant Untuk Klasifikasi Buah Apel Merah." *J-Icon: Jurnal Komputer dan Informatika* 9.2 (2021): 142-153.
- [18] Paliwang, Andi Asrafil Ardan, et al. "Klasifikasi Penyakit Tanaman Apel Dari Citra Daun Dengan Convolutional Neural Network." *Sebatik* 24.2 (2020): 207-212.
- [19] Siswanto, Irwan, Ema Utami, and Suwanto Raharjo. "Klasifikasi tingkat kematangan buah berdasarkan warna dan tekstur menggunakan metode k-nearest neighbor dan nearest neighbor classifier." *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi* 10.1 (2020): 93-101.